



# Modèles linéaires mixtes, modèles linéaires généralisés mixtes (réponses binaires), analyse de données de durées.

Frédérique Letué

## ► To cite this version:

Frédérique Letué. Modèles linéaires mixtes, modèles linéaires généralisés mixtes (réponses binaires), analyse de données de durées.. Doctorat. Journée de formation AFCEP "Statistique et données phonétiques atypiques", France. 2017. cel-02010223

**HAL Id: cel-02010223**

**<https://hal.science/cel-02010223>**

Submitted on 7 Feb 2019

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# Modèles linéaires mixtes, modèles linéaires généralisés mixtes, analyse de données de durées

Frédérique Letué

Univ. Grenoble Alpes, LJK, F-38000 Grenoble, France  
CNRS, Laboratoire Jean Kuntzmann, UMR CNRS 5224, F-38000 Grenoble, France

28 juin 2017

# Collaborateurs

Tous les exemples présentés dans la formation sont issus de travaux en collaboration avec

- des statisticiennes du LJK<sup>1</sup> : Adeline Leclercq-Samson, Marie-José Martinez ;
- des chercheurs en sciences du langage du GIPSA-lab<sup>2</sup> : Diane Caussade, Sandra Cornaz, Silvain Gerber, Nathalie Henrich-Bernardoni, Nathalie Vallée, Anne Vilain, Coriandre Vilain
- et du LIDILEM<sup>3</sup> : Jean-Marc Coletta

---

<sup>1</sup> Univ. Grenoble Alpes, LJK, F-38000 Grenoble, France

CNRS, Laboratoire Jean Kuntzmann, UMR CNRS 5224, F-38000 Grenoble, France

<sup>2</sup> Univ. Grenoble Alpes, GIPSA-Lab, F-38000 Grenoble, France

CNRS, GIPSA-Lab, F-38000 Grenoble, France

<sup>3</sup> Univ. Grenoble Alpes, LIDILEM, F-38000 Grenoble, France

# Plan du chapitre

- 1 Introduction
- 2 Modèles linéaires mixtes
  - Présentation du jeu de données
  - Modélisation
  - Validation de modèle
  - Tests statistiques et interprétation
- 3 Modèles linéaires généralisés mixtes
  - Présentation du jeu de données
  - Modèle mixte de régression logistique
    - Modélisation
    - Validation de modèle
  - Modèle mixte de régression Poissonienne
    - Modélisation
    - Validation de modèle
- 4 Analyse de données de durées
  - Présentation du jeu de données
  - Modélisation
  - Validation de modèle

# Généralités sur la modélisation en statistique

Une étude statistique a pour but de répondre à une **question** dans un domaine d'application particulier à partir d'un **jeu de données**.

Si les données sont issues d'une expérience, on les modélisera selon les étapes suivantes :

- ① étape(s) **modélisation** : proposer un modèle probabiliste, en adéquation avec le type de données disponibles, duquel les données "pourraient" être issues ;
- ② étape(s) de **validation de modèle** : est-il raisonnable de supposer que les données sont issues du modèle ?
  - si non, retour à l'étape de modélisation ;
  - si oui, étape suivante ;
- ③ étape d' **interprétation** : formulation mathématique des questions posées à partir des paramètres du modèle, tests statistiques adaptés, et réponses aux questions.

# Jeu de données "production de voyelles non-natives"

Ce jeu de données est issu de la thèse de Sandra Cornaz<sup>4</sup>

- 10 locutrices italiennes qui apprennent le français en langue étrangère,
- produisent des voyelles dont on mesure les hauteurs de formants (F1, F2, F3, F4),
- avant et après formation.

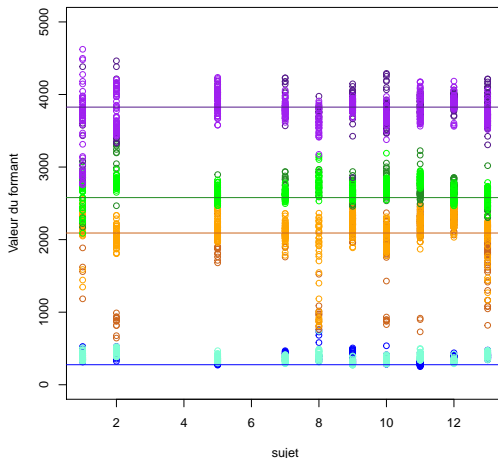
5 variables statistiques :

- hauteur de formant de la voyelle /y/ ( $F_{f_{tsk}}$ ) : variable d'intérêt (ou réponse), continue
- type de formant ( $f = 1, \dots, 4$ ) : facteur qualitatif
- test ( $t \in \{\text{Avant}, \text{Après}\}$ ) : facteur qualitatif
- sujet ( $s = 1, \dots, 10$ ) : facteur qualitatif
- répétition ( $k = 1, \dots, n_s$ ) : variable qualitative

---

<sup>4</sup>[Cornaz] S. Cornaz Couffini (2014) L'apport de la voix chantée pour l'intégration phonético-phonologique d'une langue étrangère : application auprès d'italophones apprenants de FLE. *Thèse de l'Université Grenoble Alpes*.

# Jeu de données "production de voyelles non-natives"



# Jeu de données "production de voyelles non-natives"

Questions posées :

- Les formants sont-ils proches des valeurs de référence avant formation ?
- Jusqu'à quel point sont-ils améliorés après formation ?
- Les différences entre formants ( $F_2 - F_1$ ,  $F_3 - F_2$ ,  $F_4 - F_3$ ) sont-elles similaires avant et après formation ?

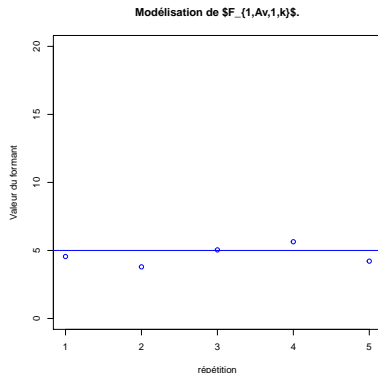


# Modélisation

On s'intéresse d'abord aux mesures du formant F1, avant formation, pour le sujet 1.

$$F_{1,Av,1,k} = \mu + \varepsilon_{1,Av,1,k},$$

où  $\varepsilon_{1,Av,1,k} \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ .



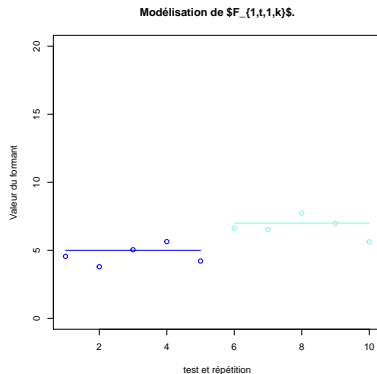
# Modélisation

On ajoute ensuite l'effet fixe formation

$$F_{1,t,1,k} = \mu + \beta_t + \varepsilon_{1,t,1,k},$$

où  $\varepsilon_{1,t,1,k} \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ ,

$$\beta_{Av} = 0$$



# Modélisation

On ajoute encore l'effet fixe formant et ses interactions avec la formation

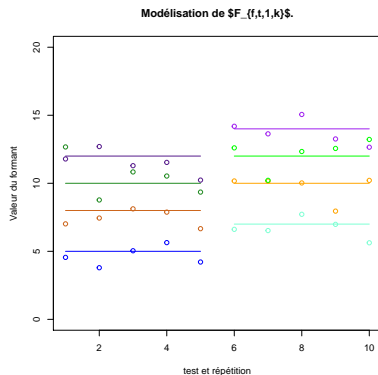
$$F_{f,t,1,k} = \mu + \alpha_f + \beta_t + \gamma_{ft} + \varepsilon_{f,t,1,k},$$

où  $\varepsilon_{f,t,1,k} \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ ,

$$\beta_{Av} = 0,$$

$$\alpha_1 = 0,$$

$$\gamma_{1,t} = \gamma_{f,Av} = 0,$$



# Modélisation

On ajoute enfin l'effet aléatoire sujet

$$F_{f,t,s,k} = \mu + \alpha_f + \beta_t + \gamma_{ft} + \xi_i + \varepsilon_{f,t,s,k},$$

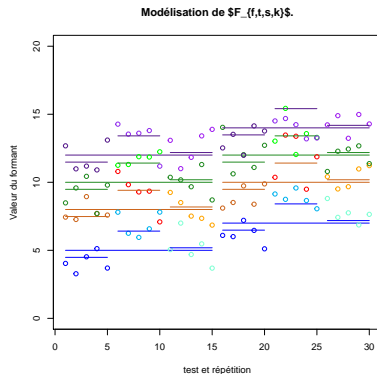
où  $\varepsilon_{f,t,s,k} \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ ,

$$\beta_{Av} = 0,$$

$$\alpha_1 = 0,$$

$$\gamma_{1,t} = \gamma_{f,Av} = 0,$$

$$\xi_s \sim \mathcal{N}(0, \tau^2)$$



# Estimation des paramètres du modèle

A partir des données, on estime les paramètres du modèle :

$$\hat{\mu}, \hat{\alpha}_f, \hat{\beta}_t, \hat{\gamma}_{ft}, \hat{\sigma}, \hat{\tau},$$

et les effets aléatoires estimés :  $\hat{\xi}_s$ .

A partir de ces estimations, on peut calculer :

- des prédictions de populations :  $\hat{\mu} + \hat{\alpha}_f + \hat{\beta}_t + \hat{\gamma}_{ft}$
- des **prédictions individuelles** :  $\hat{F}_{fts} = \hat{\mu} + \hat{\alpha}_f + \hat{\beta}_t + \hat{\gamma}_{ft} + \hat{\xi}_s$
- des **résidus** :  $\hat{\varepsilon}_{f t s k} = F_{f, t, s, k} - \hat{F}_{fts}$ .

La qualité d'ajustement du modèle se mesure à l'aide des résidus.

# Ajustement du modèle et analyse des résidus

On ajuste le modèle aux données et on examine les résidus

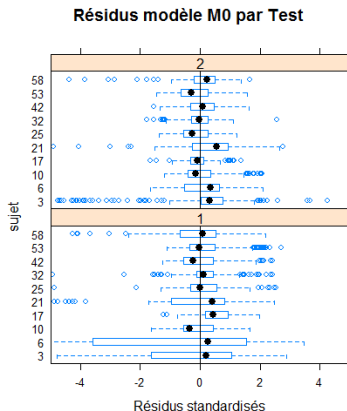


Figure: Boxplots des résidus standardisés par Test et sujet du modèle  $M_0$ .

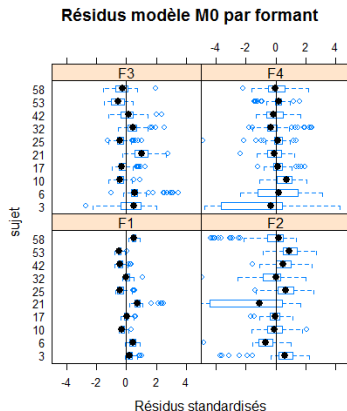


Figure: Boxplots des résidus standardisés par formant et sujet du modèle  $M_0$ .

# Analyse du modèle $M_0$

On remarque que

- les résidus ne sont pas centrés par Test, ni par formant
- les résidus ont des dispersions similaires d'un Test à l'autre, mais pas d'un formant à l'autre.

On propose donc le modèle  $M_1$  suivant :

$$F_{f,t,s,k} = \mu + \alpha_f + \beta_t + \gamma_{ft} + \xi_s + \xi_{fs} + \xi_{ts} + \varepsilon_{f,t,1,k},$$

où  $\xi_{fs} \sim \mathcal{N}(0, \tau_1^2)$ , et  $\xi_{ts} \sim \mathcal{N}(0, \tau_2^2)$ .

# Ajustement du modèle $M_1$ et analyse des résidus

On ajuste le modèle  $M_1$  aux données et on examine les résidus

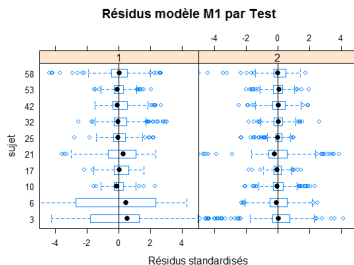


Figure: Boxplots des résidus standardisés par Test et sujet du modèle  $M_1$ .

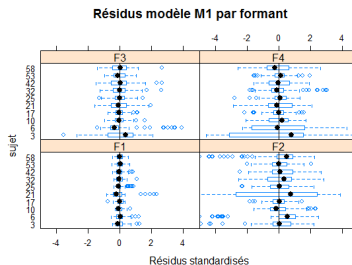


Figure: Boxplots des résidus standardisés par formant et sujet du modèle  $M_1$ .



# Analyse du modèle $M_1$

On remarque que

- les résidus sont cette fois centrés par Test et par formant. Un test de comparaison de modèles confirme que le modèle  $M_1$  ajuste mieux les données que le modèle  $M_0$ .
- les résidus ont des dispersions similaires d'un Test à l'autre, mais pas d'un formant à l'autre.

On propose donc le modèle  $M_2$  suivant :

$$F_{f,t,s,k} = \mu + \alpha_f + \beta_t + \gamma_{ft} + \xi_s + \xi_{fs} + \xi_{ts} + \varepsilon_{f,t,1,k},$$

où  $\varepsilon_{f,t,s,k} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_f^2)$ .

# Ajustement du modèle $M_2$ et analyse des résidus

On ajuste le modèle  $M_2$  aux données et on examine les résidus

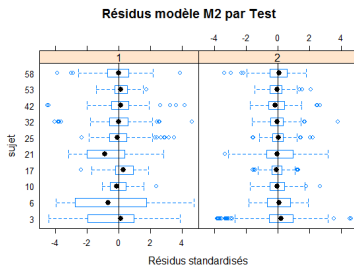


Figure: Boxplots des résidus standardisés par Test et sujet du modèle  $M_2$ .

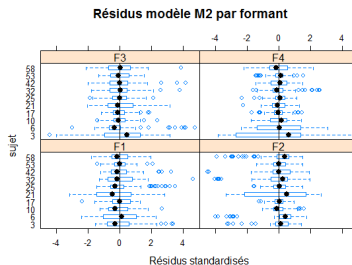


Figure: Boxplots des résidus standardisés par formant et sujet du modèle  $M_2$ .

## Analyse du modèle $M_2$

On remarque que

- les résidus sont toujours centrés par Test et par formant.
- les résidus ont des dispersions similaires d'un Test à l'autre, et d'un formant à l'autre. Un test de comparaison de modèles confirme que le modèle  $M_2$  ajuste mieux les données que le modèle  $M_1$ .

Pour l'instant, on a supposé toutes les données indépendantes sachant le sujet. Comment peut-on modéliser la dépendance entre formants ?

## Ecriture matricielle du modèle $M_2$

$$\begin{bmatrix} F_{1tsk} \\ F_{2tsk} \\ F_{3tsk} \\ F_{4tsk} \end{bmatrix} = \mu \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \\ \alpha_4 \end{bmatrix} + \beta_t \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{1t} \\ \gamma_{2t} \\ \gamma_{3t} \\ \gamma_{4t} \end{bmatrix} \\
 + \xi_s \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \xi_{1s} \\ \xi_{2s} \\ \xi_{3s} \\ \xi_{4s} \end{bmatrix} + \xi_{ts} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1tsk} \\ \varepsilon_{2tsk} \\ \varepsilon_{3tsk} \\ \varepsilon_{4tsk} \end{bmatrix} \\
 \begin{bmatrix} \varepsilon_{1tsk} \\ \varepsilon_{2tsk} \\ \varepsilon_{3tsk} \\ \varepsilon_{4tsk} \end{bmatrix} \sim \mathcal{N}_4(0_4, VCV), \quad V = \begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_4 \end{bmatrix}, \quad C = I_4$$

## Ecriture matricielle du modèle $M_3$

On peut proposer le modèle  $M_3$  :

$$\begin{bmatrix} F_{1tsk} \\ F_{2tsk} \\ F_{3tsk} \\ F_{4tsk} \end{bmatrix} = \mu \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \\ \alpha_4 \end{bmatrix} + \beta_t \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{1t} \\ \gamma_{2t} \\ \gamma_{3t} \\ \gamma_{4t} \end{bmatrix} \\ + \xi_s \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \xi_{1s} \\ \xi_{2s} \\ \xi_{3s} \\ \xi_{4s} \end{bmatrix} + \xi_{ts} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1tsk} \\ \varepsilon_{2tsk} \\ \varepsilon_{3tsk} \\ \varepsilon_{4tsk} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \varepsilon_{1tsk} \\ \varepsilon_{2tsk} \\ \varepsilon_{3tsk} \\ \varepsilon_{4tsk} \end{bmatrix} \sim \mathcal{N}_4(0_4, VCV),$$

$$V = \begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_4 \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} 1 & \sigma_{1,2} & \sigma_{1,3} & \sigma_{1,4} \\ \sigma_{1,2} & 1 & \sigma_{2,3} & \sigma_{2,4} \\ \sigma_{1,3} & \sigma_{2,3} & 1 & \sigma_{3,4} \\ \sigma_{1,4} & \sigma_{2,4} & \sigma_{3,4} & 1 \end{bmatrix}$$

# Validation du modèle $M_3$ ?

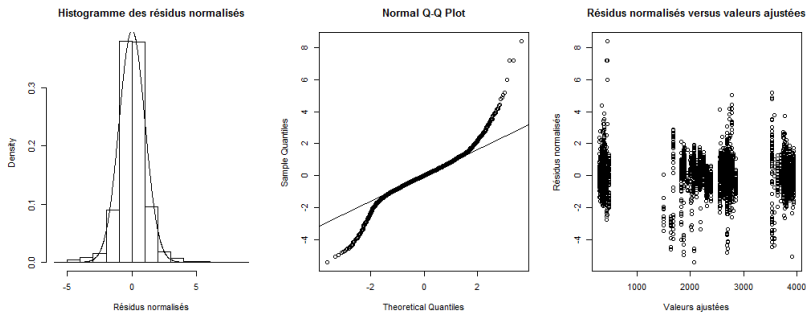


Figure: Graphiques diagnostiques pour le modèle  $M_3$

- L'histogramme semble convenir.
- Le QQ-plot montre de grandes déviations sur les valeurs extrêmes.
- Le dernier graphique ne montre pas d'effets, mais de nombreuses valeurs aberrantes.

# Validation du modèle $M_3$ ?

Pistes d'améliorations :

- Examiner les nombreuses valeurs aberrantes : sont-ce des données particulières, sont-elles fiables ?
- Chercher un facteur explicatif manquant ...

A titre pédagogique, on présente malgré tout la suite de la méthodologie à partir du modèle  $M_3$  ...

# Interprétation des estimateurs des coefficients

Fixed effects: F.mes ~ formant \* Test

	Value	Std.Error	DF	t-value	p-value
(Intercept)	371.174	41.39052	3711	8.96760	0.0000
formantF2	1555.196	58.43281	3711	26.61512	0.0000
formantF3	2330.465	56.76796	3711	41.05247	0.0000
formantF4	3443.460	57.68883	3711	59.69025	0.0000
Test2	3.912	15.79115	3711	0.24775	0.8043
formantF2:Test2	181.174	19.09356	3711	9.48876	0.0000
formantF3:Test2	-11.278	8.76430	3711	-1.28685	0.1982
formantF4:Test2	-45.840	15.32094	3711	-2.99198	0.0028

- La valeur moyenne des formants  $F_1$  avant formation est estimée à 371.174.
- Avant formation, il existe des différences significatives entre les niveaux moyens de  $F_1$  et  $F_2$ ,  $F_1$  et  $F_3$ ,  $F_1$  et  $F_4$ .
- Pour le formant  $F_1$ , il n'y a pas de différence significative entre avant et après formation.
- On ne peut rien dire de plus ...



# Les valeurs cibles ont-elles été atteintes avant formation ?

Les valeurs cibles sont tirées de Georgetown et al. (2012)<sup>5</sup>.

$$\begin{bmatrix} F_{1tsk} \\ F_{2tsk} \\ F_{3tsk} \\ F_{4tsk} \end{bmatrix} = \mu \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \\ \alpha_4 \end{bmatrix} + \beta_t \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{1t} \\ \gamma_{2t} \\ \gamma_{3t} \\ \gamma_{4t} \end{bmatrix} + \xi_s \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \xi_{1s} \\ \xi_{2s} \\ \xi_{3s} \\ \xi_{4s} \end{bmatrix} + \xi_{ts} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1tsk} \\ \varepsilon_{2tsk} \\ \varepsilon_{3tsk} \\ \varepsilon_{4tsk} \end{bmatrix}$$

Pour répondre à cette question, on souhaite tester :

$$\begin{aligned} H_0 : \mu &= 276 & / & & H_1 : \mu \neq 276 \\ H_0 : \mu + \alpha_2 &= 2091 & / & & H_1 : \mu + \alpha_2 \neq 2091 \\ H_0 : \mu + \alpha_3 &= 2579 & / & & H_1 : \mu + \alpha_3 \neq 2579 \\ H_0 : \mu + \alpha_4 &= 3826 & / & & H_1 : \mu + \alpha_4 \neq 3826 \end{aligned}$$

Pour faire ces tests, on réalise des **tests de contrastes** (tests sur des combinaisons linéaires des coefficients).

<sup>5</sup>Georgetown, L., Paillereau, N., Landron, S., Gao, J., Kamiyama, T. (2012). Analyse formantique des voyelles orales du français en contexte isolé : à la recherche d'une référence pour les apprenants de FLE. In *L'apport de la voix chantée en intégration phonétique d'une langue étrangère* Besader, L., Lecouteux, B. et Sérasset, G. (eds.). *Proceedings of the Joint Conference JEP-TALN-RECITAL, 1. XXIXièmes Journées d'Étude de la Parole. Grenoble ATALA/AFCP* : 145–152.

# Les valeurs cibles ont-elles été atteintes après formation ?

$$\begin{bmatrix} F_{1tsk} \\ F_{2tsk} \\ F_{3tsk} \\ F_{4tsk} \end{bmatrix} = \mu \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \\ \alpha_4 \end{bmatrix} + \beta_t \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{1t} \\ \gamma_{2t} \\ \gamma_{3t} \\ \gamma_{4t} \end{bmatrix} + \xi_s \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \xi_{1s} \\ \xi_{2s} \\ \xi_{3s} \\ \xi_{4s} \end{bmatrix} + \xi_{ts} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1tsk} \\ \varepsilon_{2tsk} \\ \varepsilon_{3tsk} \\ \varepsilon_{4tsk} \end{bmatrix}$$

On souhaite tester :

$$H_0 : \mu + \beta_{Ap} = 276 \quad / \quad H_1 : \mu + \beta_{Ap} \neq 276$$

$$H_0 : \mu + \alpha_2 + \beta_{Ap} + \gamma_{2,Ap} = 2091 \quad / \quad H_1 : \mu + \alpha_2 + \beta_{Ap} + \gamma_{2,Ap} \neq 2091$$

$$H_0 : \mu + \alpha_3 + \beta_{Ap} + \gamma_{3,Ap} = 2579 \quad / \quad H_1 : \mu + \alpha_3 + \beta_{Ap} + \gamma_{3,Ap} \neq 2579$$

$$H_0 : \mu + \alpha_4 + \beta_{Ap} + \gamma_{4,Ap} = 3826 \quad / \quad H_1 : \mu + \alpha_4 + \beta_{Ap} + \gamma_{4,Ap} \neq 3826$$

Pour faire ces tests, on réalise des **tests de contrastes** (tests sur des combinaisons linéaires des coefficients).

# Différences avant/après formation ?

$$\begin{bmatrix} F_{1tsk} \\ F_{2tsk} \\ F_{3tsk} \\ F_{4tsk} \end{bmatrix} = \mu \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \\ \alpha_4 \end{bmatrix} + \beta_t \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{1t} \\ \gamma_{2t} \\ \gamma_{3t} \\ \gamma_{4t} \end{bmatrix} + \xi_s \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \xi_{1s} \\ \xi_{2s} \\ \xi_{3s} \\ \xi_{4s} \end{bmatrix} + \xi_{ts} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1tsk} \\ \varepsilon_{2tsk} \\ \varepsilon_{3tsk} \\ \varepsilon_{4tsk} \end{bmatrix}$$

Les niveaux moyens avant et après formation sont :

$$\begin{aligned} F_1 : \mu & / \mu + \beta_{Ap} \\ F_2 : \mu + \alpha_2 & / \mu + \alpha_2 + \beta_{Ap} + \gamma_{2,Ap} \\ F_3 : \mu + \alpha_3 & / \mu + \alpha_3 + \beta_{Ap} + \gamma_{3,Ap} \\ F_4 : \mu + \alpha_4 & / \mu + \alpha_4 + \beta_{Ap} + \gamma_{4,Ap} \end{aligned}$$

Pour tester les différences entre avant et après formation, on souhaite donc tester :

$$\begin{aligned} H_0 : \beta_{Ap} = 0 & / H_1 : \beta_{Ap} \neq 0 \\ H_0 : \beta_{Ap} + \gamma_{2,Ap} = 0 & / H_1 : \beta_{Ap} + \gamma_{2,Ap} \neq 0 \\ H_0 : \beta_{Ap} + \gamma_{3,Ap} = 0 & / H_1 : \beta_{Ap} + \gamma_{3,Ap} \neq 0 \\ H_0 : \beta_{Ap} + \gamma_{4,Ap} = 0 & / H_1 : \beta_{Ap} + \gamma_{4,Ap} \neq 0 \end{aligned}$$

# Les différences entre formants sont-elles similaires avant et après formation ?

Les niveaux moyens des différences entre formants, avant et après formation sont :

$$\begin{aligned} F_2 - F_1 : \alpha_2 & / \quad \alpha_2 + \gamma_{2,Ap} \\ F_3 - F_2 : \alpha_3 - \alpha_2 & / \quad \alpha_3 - \alpha_2 + \gamma_{3,Ap} - \gamma_{2,Ap} \\ F_4 - F_3 : \alpha_4 - \alpha_3 & / \quad \alpha_4 - \alpha_3 + \gamma_{4,Ap} - \gamma_{3,Ap} \end{aligned}$$

Pour tester les différences entre avant et après formation, on souhaite donc tester :

$$\begin{aligned} H_0 : \gamma_{2,Ap} = 0 & / \quad H_1 : \gamma_{2,Ap} \neq 0 \\ H_0 : \gamma_{3,Ap} - \gamma_{2,Ap} = 0 & / \quad H_1 : \gamma_{3,Ap} - \gamma_{2,Ap} \neq 0 \\ H_0 : \gamma_{4,Ap} - \gamma_{3,Ap} = 0 & / \quad H_1 : \gamma_{4,Ap} - \gamma_{3,Ap} \neq 0 \end{aligned}$$

# Modèles linéaires généralisés

## Modèles linéaires généralisés

Classe de modèles permettant de modéliser des variables d'autres natures

Exemples :

- Modèle de régression logistique : la variable réponse  $Y_i$  est une variable binaire (codée 0/1) et suit une loi de Bernoulli ;
- Modèle de régression Poissonnienne : la variable réponse  $Y_i$  est une variable de comptage (nombre entier) et suit une loi de Poisson ;
- ...

# Jeu de données "Patients atteints de la maladie d'Alzheimer"

Ce jeu de données est issu des travaux de thèse de Diane Caussade<sup>6</sup>

- 10 patientes de la maladie d'Alzheimer et 10 sujets contrôles
- répètent des phrases, avec ou sans geste.
- On compte le nombre de pauses.

5 variables statistiques :

- Nombre de pauses : variable d'intérêt (ou réponse), discrète
- âge : variable explicative continue
- stade de la maladie (MMSE) : variable explicative qualitative ordonnée
- tâche ( $t$  = avec ou sans geste) : variable explicative qualitative nominale
- sujet ( $s$ ) : variable qualitative nominale
- phrase ( $k$ ) : variable qualitative nominale

---

<sup>6</sup>[Caussade] D. Caussade, N. Vallée, N. H. Bernardoni, J.-M. Colletta, S. Gerber, F. Letuë, M.-J. Martinez (2016) Disfluences dans le vieillissement "normal" et la maladie d'Alzheimer : indices segmentaux, suprasegmentaux et gestuels. *Actes de la Conférence JEP*, 1, 182-190.

# Modèle de régression logistique

On cherche à expliquer la variable binaire  $Y_{stk}$  définie par

$$\begin{aligned} Y_{stk} &= 1 \text{ si il y a au moins une pause dans la phrase} \\ &= 0 \text{ sinon.} \end{aligned} \quad (1)$$

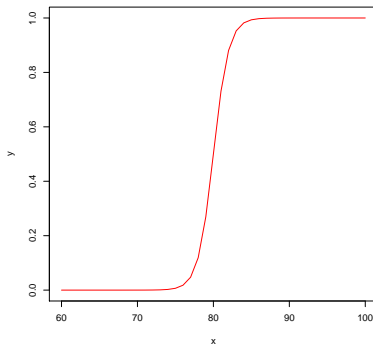
Dans un premier temps, on n'introduit que l'effet âge ( $x_s$ ) dans le modèle.

## Modèle de régression logistique

Le modèle de régression logistique est défini par

$$P(Y_{stk} = 1) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_s)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_s)} = \text{logit}^{-1}(\beta_0 + \beta_1 x_s).$$

# Modèle mixte de régression logistique





# Modèle mixte de régression logistique

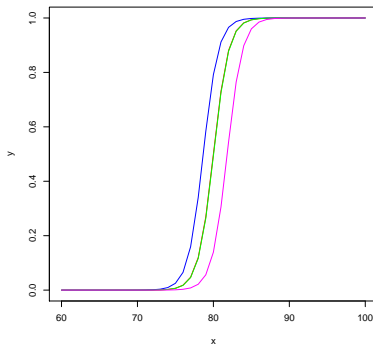
Pour tenir compte des effets individuels et des effets phrases, on ajoute deux effets aléatoires :  $\xi_s \sim \mathcal{N}(0, \tau_1^2)$  et  $\xi_k \sim \mathcal{N}(0, \tau_2^2)$ .

## Modèle mixte de régression logistique

Le modèle mixte de régression logistique est défini par

$$P(Y_{stk} = 1 | \xi_s, \xi_k) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_s + \xi_s + \xi_k)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_s + \xi_s + \xi_k)} = \text{logit}^{-1}(\beta_0 + \beta_1 x_s + \xi_s + \xi_k).$$

# Modèle mixte de régression logistique



## Un exemple plus réaliste

$$P(Y_{stk} = 1 | \xi_s, \xi_k) = \text{logit}^{-1}(\beta_0 + \beta_1 \text{age}_s + \beta_{2,t} + \beta_{3,mmse_s} + \gamma_{t,mmse_s} + \xi_s + \xi_k).$$

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )	
(Intercept)	0.31453	1.27203	0.247	0.80470	
age	-0.02583	0.01528	-1.690	0.09105	.
taskvpsg	-0.73754	0.42425	-1.738	0.08213	.
mmse_fpat_leg	1.10132	0.35612	3.093	0.00198	**
mmse_fpat_mod	0.50768	0.36984	1.373	0.16984	
mmse_fpat_sev	0.85476	0.51336	1.665	0.09590	.
taskvpsg:mmse_fpat_leg	-0.48115	0.50836	-0.946	0.34391	
taskvpsg:mmse_fpat_mod	0.44090	0.50750	0.869	0.38498	
taskvpsg:mmse_fpat_sev	1.02117	0.61789	1.653	0.09840	.

Beaucoup de variables ne sont pas significatives. On effectue donc une [sélection de variables](#).

## Un exemple plus réaliste : sélection de variables

On commence par supprimer l'interaction MMSE-tâche.

$$P(Y_{stk} = 1 | \xi_s, \xi_k) = \text{logit}^{-1}(\beta_0 + \beta_1 \text{age}_s + \beta_{2,t} + \beta_{3,mmse_s} + \xi_s + \xi_k).$$

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )	
(Intercept)	0.16955	1.25437	0.135	0.89248	
age	-0.02460	0.01514	-1.625	0.10420	
taskvpsg	-0.61292	0.24816	-2.470	0.01352	*
mmse_fpat_leg	0.90905	0.30244	3.006	0.00265	**
mmse_fpat_mod	0.68504	0.30857	2.220	0.02641	*
mmse_fpat_sev	1.40665	0.39807	3.534	0.00041	***

Un test de comparaison de modèle confirme que ce deuxième modèle est meilleur que le premier. Mais l'âge n'est toujours pas significatif.

## Un exemple plus réaliste : sélection de variables

On supprime l'âge du modèle.

$$P(Y_{stk} = 1 | \xi_s, \xi_k) = \text{logit}^{-1}(\beta_0 + \beta_{2,t} + \beta_{3,mmse_s} + \xi_s + \xi_k).$$

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )	
(Intercept)	-1.8450	0.2694	-6.848	7.51e-12	***
taskvpsg	-0.6158	0.2484	-2.479	0.01319	*
mmse_fpat_leg	0.9694	0.3140	3.087	0.00202	**
mmse_fpat_mod	0.6062	0.3161	1.918	0.05513	.
mmse_fpat_sev	1.2033	0.3937	3.056	0.00224	**

Un test de comparaison de modèle confirme que ce troisième modèle est meilleur que le deuxième. Maintenant, toutes les variables sont significatives : on s'arrête là.

# Prédiction

Une fois les coefficients et les effets aléatoires du modèle ajustés, on peut calculer une probabilité prédite :

$$\hat{p}_{stk} = \text{logit}^{-1}(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_{2,t} + \hat{\beta}_{3,mmse_s} + \hat{\xi}_s + \hat{\xi}_k).$$

Pour un seuil donné  $z$ , on calcule une prédiction  $\hat{Y}_{stk}$  par :

$$\begin{aligned}\hat{Y}_{stk} &= 1 \text{ si } \hat{p}_{stk} > z \\ &= 0 \text{ sinon.}\end{aligned}$$

# Sensibilité, spécificité

## Sensibilité, spécificité

On appelle sensibilité le taux de vrais positifs :  $\frac{\text{card}\{Y_{stk}=1 \cap \hat{Y}_{stk}=1\}}{\text{card}\{\hat{Y}_{stk}=1\}}$ .

On appelle spécificité le taux de vrais négatifs :  $\frac{\text{card}\{Y_{stk}=0 \cap \hat{Y}_{stk}=0\}}{\text{card}\{\hat{Y}_{stk}=0\}}$ .

On appelle anti-spécificité le taux de faux négatifs :  $\frac{\text{card}\{Y_{stk}=1 \cap \hat{Y}_{stk}=0\}}{\text{card}\{\hat{Y}_{stk}=0\}}$ .

On construit la courbe ROC en traçant pour chaque seuil  $z \in [0, 1]$ , la sensibilité en fonction de l'anti-spécificité. On calcule l'aire sous cette courbe (AUC).

Plus la courbe s'approche du coin supérieur gauche, plus l'aire est grande et meilleur est le modèle.

# Courbe ROC

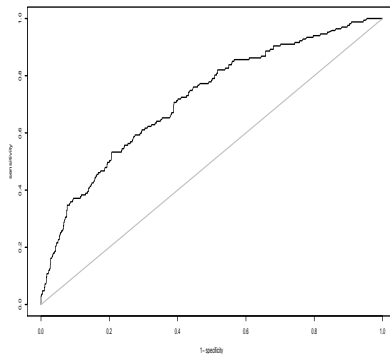


Figure: Courbe ROC : Sensibilité en fonction de l'anti-spécificité

L'aire sous la courbe est de 0.7181248.



# Modèle de régression Poissonienne

On cherche à expliquer la variable de comptage  $N_{stk}$  qui représente le nombre de pauses dans la répétition de la phrase.

## Loi de Poisson

On dit que  $N$  suit une loi de Poisson de paramètre  $\lambda$  si

$$P(N = n) = e^{-\lambda} \frac{\lambda^n}{n!}, n = 0, 1, \dots$$

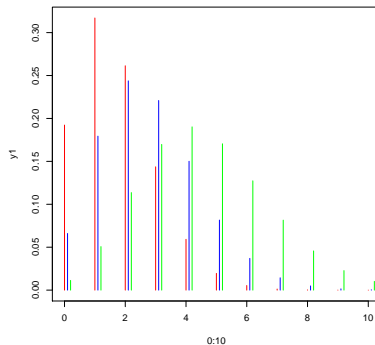
Dans un premier temps, on n'introduit que l'effet âge ( $x_s$ ) dans le modèle.

## Modèle de régression Poissonienne

Dans le modèle de régression Poissonienne,  $N_{stk}$  suit une loi de Poisson de paramètre

$$\lambda_s = e^{\beta_0 + \beta_1 x_s}.$$

# Modèle mixte de régression Poissonienne



# Modèle mixte de régression Poissonienne

Pour tenir compte des effets individuels et des effets phrases, on ajoute deux effets aléatoires :  $\xi_s \sim \mathcal{N}(0, \tau_1^2)$  et  $\xi_k \sim \mathcal{N}(0, \tau_2^2)$ .

## Modèle mixte de régression Poissonienne

Dans le modèle mixte de régression Poissonienne,  $N_{stk}$  sachant le sujet et la phrase suit une loi de Poisson de paramètre

$$\lambda_{sk|\xi_s, \xi_k} = e^{\beta_0 + \beta_1 x_s + \xi_s + \xi_k}.$$

## Un exemple plus réaliste

$$\lambda_{sk|\xi_s, \xi_k} = \exp(\beta_0 + \beta_1 \text{age}_s + \beta_{2,t} + \beta_{3,mmse_s} + \gamma_{t,mmse_s} + \xi_s + \xi_k).$$

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )	
(Intercept)	3.28448	1.08819	3.018	0.002542	**
age	-0.06369	0.01342	-4.745	2.08e-06	***
taskvpsg	-0.70766	0.37233	-1.901	0.057352	.
mmse_fpat_leg	0.69217	0.30315	2.283	0.022415	*
mmse_fpat_mod	0.26721	0.34176	0.782	0.434300	
mmse_fpat_sev	1.01103	0.43223	2.339	0.019329	*
taskvpsg:mmse_fpat_leg	-0.04885	0.39528	-0.124	0.901646	
taskvpsg:mmse_fpat_mod	1.40780	0.40500	3.476	0.000509	***
taskvpsg:mmse_fpat_sev	1.23415	0.46322	2.664	0.007715	**

Ici, toutes les variables sont significatives : pas de sélection de variables.

# Validation du modèle mixte de régression Poissonienne

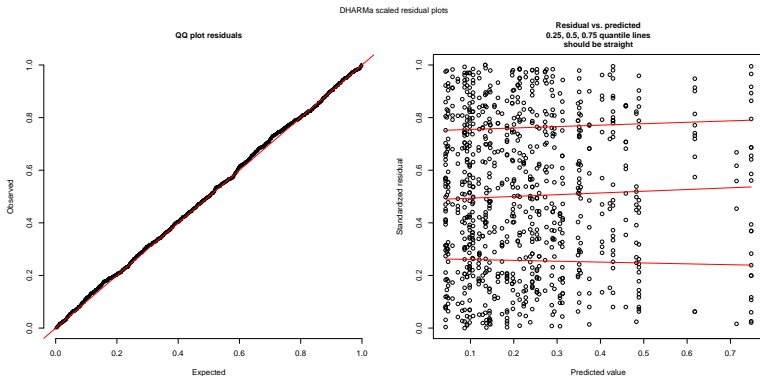
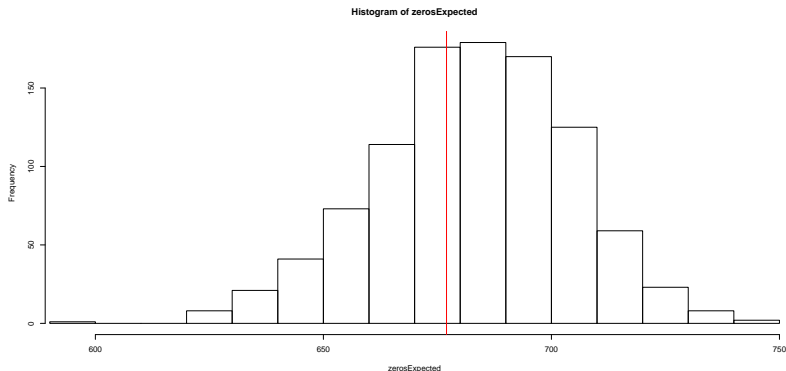


Figure: Graphiques diagnostiques pour le modèle mixte de régression Poissonienne.

Le modèle semble parfaitement ajusté (données simulées).

# Validation du modèle mixte de régression Poissonienne



**Figure:** Graphique diagnostique pour le modèle mixte de régression Poissonienne.

Le modèle semble parfaitement ajusté (données simulées).

# Jeu de données "Le cochon avec le chapeau rose"

Ce jeu de données est issu des travaux d'Anne Vilain et Coriandre Vilain<sup>7</sup>

- 21 sujets, enfants et adultes
- désignent (avec le doigt) et nomment l'intrus dans un ensemble d'objets
- On mesure la durée jusqu'à l'apex du geste.

4 variables statistiques :

- Durée du geste : variable d'intérêt (ou réponse), continue, positive
- groupe : enfants /adultes
- nombre de syllabes : 1, 2 ou 3
- sujet

---

<sup>7</sup>[Vilain] Vilain, C., Vilain, A., and Clarke, J. (2013). "the pig with the pink hat" : an experimental study on speech/gesture coordination during development. In *Proceedings of the TIGER conference*.

# Modélisation par un modèle linéaire mixte

On commence par ajuster un modèle linéaire mixte  $M_0$ .

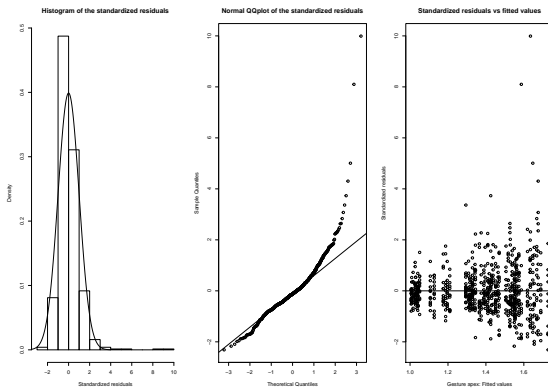


Figure: Graphiques diagnostiques pour le modèle  $M_0$



# Transformation de variable

On remarque que la distribution des résidus n'est pas gaussienne. C'est typique des variables de **durées** qui ont une **queue de distribution lourde**. Pour y remédier, on peut, dans un premier temps, considérer le log de la durée :

$$M_1 : \log(T_{s,nb,k}) = \mu + \alpha_g + \beta_{nb} + \gamma_{g,nb} + \xi_s + \varepsilon_{s,nb,k}.$$

# Modélisation par un modèle log-linéaire mixte

Après sélection de variables, on obtient les résultats suivants :

Fixed effects: `log(gesture_apex) ~ nb_syllables`

	Value	Std.Error	DF	t-value	p-value
(Intercept)	0.29987642	0.03482566	730	8.610790	0.0000
nb_syllables2	-0.00505904	0.01282436	730	-0.394487	0.6933
nb_syllables3	0.02337550	0.01282436	730	1.822742	0.0688

L'effet d'un nombre de syllabes égal à 2 n'est pas significatif. Cela suggère de regrouper les modalités 1 et 2.

# Modélisation par un modèle log-linéaire mixte

Fixed effects: log(gesture\_apex) ~ (nb\_syllables == 3)

	Value	Std.Error	DF	t-value	p-value
(Intercept)	0.29734690	0.03420708	731	8.692554	0.0000
nb_syllables == 3	0.02590502	0.01110001	731	2.333783	0.0199

# Modélisation par un modèle log-linéaire mixte

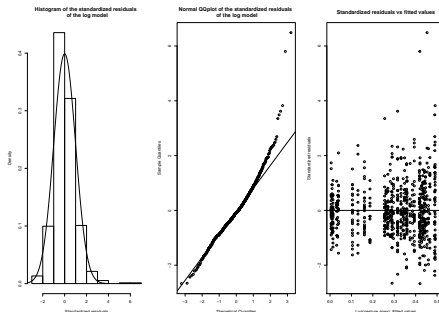


Figure: Graphiques diagnostiques pour le modèle  $M_1$

Les graphiques sont améliorés, mais la distribution n'est toujours pas gaussienne et les résidus montrent une dispersion croissante avec la valeur ajustée. Le modèle n'est donc toujours pas adapté.

# Outils probabilistes pour l'analyse des durées

Pour définir la loi des variables de durée, on utilise souvent le **taux de risque** défini par

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T < t + \Delta t | T \geq t)}{\Delta t}.$$

Il s'interprète comme la probabilité que l'événement survienne juste après  $t$ , sachant qu'il n'était pas survenu à la date  $t$ .

# Modélisation par modèle de Cox mixte

## Modèle de Cox

Le modèle de Cox suppose que le taux de risque individuel s'écrit

$$h_{g,nb}(t|\xi_s) = e^{\alpha_g + \beta_{nb} + \gamma_{g,nb} + \xi_s} h_0(t)$$

$h_0$  s'interprète comme le taux de risque d'un adulte moyen pour un mot d'une syllabe.

# Modélisation par modèle de Cox mixte

	coef	se(coef)	se2	Chisq	DF	p
groupC	-0.36093	0.1322	0.1304	7.45	1	6.3e-03
nb_syllables2	0.05547	0.1141	0.1140	0.24	1	6.3e-01
nb_syllables3	-0.02160	0.1144	0.1143	0.04	1	8.5e-01
frailty.gaussian				16.68	1	4.4e-05
groupC:nb_syllables2	-0.17171	0.1850	0.1849	0.86	1	3.5e-01
groupC:nb_syllables3	-0.24377	0.1871	0.1870	1.70	1	1.9e-01

Certaines variables ne sont pas significatives : on procède à une sélection de variables.

# Modélisation par modèle de Cox mixte

Modèle final :

	coef	se(coef)	se2	Chisq	DF	p
groupC	-0.501	0.0791	0.07631	40.12	1	2.4e-10
frailty.gaussian				16.44	1	5.0e-05

Il faut maintenant valider le modèle.



# Validation du modèle de Cox mixte

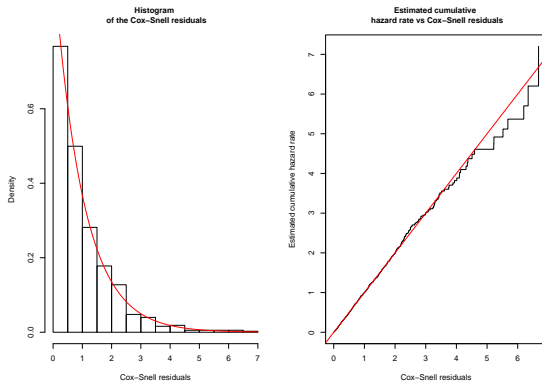


Figure: Graphiques diagnostiques pour le modèle de Cox mixte




Ce modèle semble bien adapté.

# Conclusion

On a vu

- une grande variété de modèles statistiques
- adaptés à différents types de données (continues, discrètes, binaires,...)
- tenant compte des répétitions sur un même sujet
- qui permettent de tester des hypothèses variées.

Un message : toujours valider le modèle avant de tirer des conclusions des tests statistiques !

-  S. Cornaz Couffini (2014) L'apport de la voix chantée pour l'intégration phonético-phonologique d'une langue étrangère : application auprès d'italophones apprenants de FLE. *Thèse de l'Université Grenoble Alpes*.
-  Georgetown, L., Paillereau, N., Landron, S., Gao, J., Kamiyama, T. (2012). Analyse formantique des voyelles orales du français en contexte isolé : à la recherche d'une référence pour les apprenants de FLE. In *L'apport de la voix chantée en intégration phonétique d'une langue étrangère* Besacier, L., Lecouteux, B. et Sérasset, G. (eds.). *Proceedings of the Joint Conference JEP-TALN-RECITAL, 1. XXIXièmes Journées d'Étude de la Parole. Grenoble ATALA/AFCP* : 145–152.
-  D. Caussade, N. Vallée, N. H. Bernardoni, J.-M. Colletta, S. Gerber, F. Letué, M.-J. Martinez (2016) Disfluences dans le vieillissement "normal" et la maladie d'Alzheimer : indices segmentaux, suprasegmentaux et gestuels. *Actes de la Conférence JEP, 1*, 182-190.



Vilain, C., Vilain, A., and Clarke, J. (2013). "the pig with the pink hat" : an experimental study on speech/gesture coordination during development. In *Proceedings of the TIGER conference*.



Létu , F., Martinez, M.-J., Samson, A., Vilain, A., Vilain, C. (2017) Statistical methodology for the analysis of repeated duration data in speech, language and hearing research, *en r vision*.